

Optimasi Pengukuran Suhu Sensor LM35 Menggunakan Kalman Filter

Paris Ali Topan¹

¹Program Studi Teknik Elektro, Universitas Teknologi Sumbawa,
Jl. Raya Olat Maras, Batu Alang, Moyo Hulu,
Kabupaten Sumbawa, Nusa Tenggara Barat, Indonesia 84371

ARTICLE INFO

Article history:

Received Juni 09, 2022
Revised Agustus 15, 2022
Accepted Agustus 23, 2022

Keywords:

Kalman Filter;
LM35;
Arduino;
Sensor;
Estimasi;

ABSTRAK

The accuracy of the sensor reading value is very influential on the processes that occur in an industrial system. But in reality the existing sensors often give inaccurate values because they are caused by external disturbances. One way to ensure that sensor readings remain accurate is to use the kalman filter algorithm. In this study a kalman filter library was built, then implemented on the Arduino board with an example of a case problem, namely the estimation of temperature data on the LM35 temperature sensor. The results of this case indicate that the estimation results of the Kalman Filter show a stable value with the variance value to the average measurement value of 0.001535763 when compared to the measurement results without using the Kalman Filter which shows the data variance of 0.032936834.

Corresponding Author:

Paris Ali Topan, Program Studi Teknik Elektro, Universitas Teknologi Sumbawa, Jl. Raya Olat Maras, Batu Alang, Moyo Hulu, Kabupaten Sumbawa, Nusa Tenggara Barat, Indonesia 84371

Email: paris.ali.topan@uts.ac.id

1. PENDAHULUAN

Dalam dunia industri, kebutuhan akan ketepatan pembacaan suatu sensor terhadap lingkungan kerjanya sangatlah penting karena nilai pembacaan suatu sensor akan mempengaruhi proses-proses yang ada di dalam suatu industri. Ketidaktepatan pembacaan suatu sensor dapat diakibatkan dari beberapa faktor seperti kondisi medan magnet di lingkungan industri, instalasi antara sensor dan controller atau computer, dan akibat yang ditimbulkan dari sensor itu sendiri. Keseluruhan faktor tersebut lebih umum disebut dengan *noise* atau gangguan. Sehingga dibutuhkan suatu sistem filter yang tepat untuk menghindari kesalahan pembacaan nilai pengukuran oleh sensor

Umumnya ada dua jenis sistem filter yang digunakan untuk mengurangi nilai gangguan pembacaan sensor [1]: yang pertama menggunakan sistem rangkaian elektronika analog yang menggunakan beberapa komponen elektronika seperti induktor, kapasitor, dan resistor [2], dan yang kedua adalah menggunakan sistem digital. Untuk sistem digital biasanya data diolah menggunakan komputer atau *microcontroller*.

Pada penelitian ini sistem Filter digital bernama Kalman Filter yang merupakan salah satu dari banyaknya metode yang sering digunakan untuk memprediksi suatu nilai pengukuran khususnya pada aplikasi di dunia industri [3][4].

Sebelumnya beberapa peneliti telah menggunakan Kalman Filter pada kasus-kasus berbeda-beda seperti penurunan noise pada banyak sensor RFID secara bersamaan [5], verifikasi nilai sensor pada modul Zigbee [6] penentuan target dari suatu navigasi yang nilainya tidak menentu [7], memprediksi data pada jaringan WSN (*Wireless Network Sensor*) [8][9][10]. Yang pengolahan datanya menggunakan bantuan *software* seperti *Matlab* yang artinya membutuhkan perangkat keras komputer dalam pengolahan datanya.

Pada penelitian ini algoritma dari Kalman Filter dibentuk ke dalam suatu library yang kemudian dapat digunakan pada *microcontroller board* Arduino.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1. Kalman Filter

Kalman Filter memiliki tiga persamaan dalam menentukan nilai pengukuran yang tepat atau yang biasanya disebut dengan nilai estimasi yaitu [11][12][13]:

1. Penentuan Penguatan Kalman

$$KG = \frac{E_{EST}}{E_{EST} + E_{MEA}} \quad (1)$$

2. Perhitungan nilai estimasi

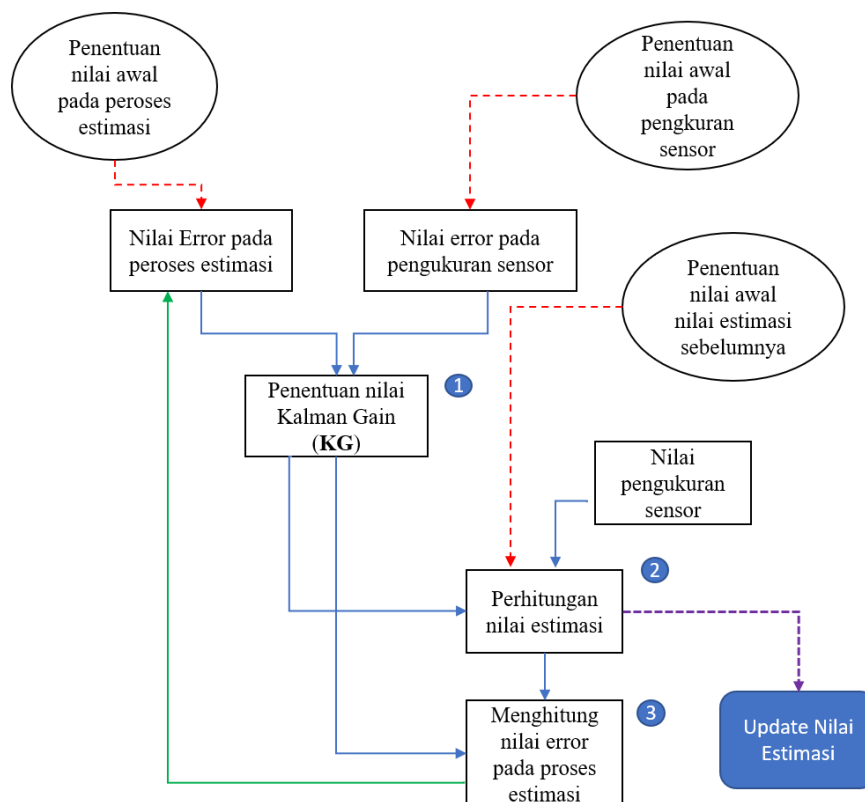
$$EST_t = EST_{t-1} + KG[MEA - EST_{t-1}] \quad (2)$$

3. Perhitungan nilai error pada proses estimasi

$$E_{EST_t} = [1 - KG] \times E_{EST_{t-1}} \quad (3)$$

Di mana KG merupakan nilai penguatan dari Kalman Filter yang akan menentukan apakah nilai hasil dari Kalman Filter lebih mempercayai hasil pengukuran sensor atau lebih mempercayai nilai hasil estimasi. Nilai dari KG berkisar antara 0 dan 1 [9]. E_{EST} merupakan nilai error saat proses estimasi dilakukan, pada kondisi mula-mula nilai E_{EST} dapat diberikan dengan nilai 0.001 atau nilai lainnya, karena pada tahapan selanjutnya nilai E_{EST} akan terbaharui. Nilai dari E_{MEA} akan menentukan seberapa cepat Kalman Filter menuju nilai pengukuran (estimasi) sebenarnya. $\{EST\}_t$, $\{EST\}_{(t-1)}$ berturut-turut merupakan nilai hasil estimasi dan hasil estimasi sebelumnya, di mana nilai hasil estimasi sebelumnya pada mula proses didapatkan dengan mencari nilai rata-rata data pengukuran (penentuan nilai rata-rata dilakukan sebelum proses estimasi dijalankan). Adapun MEA merupakan nilai yang didapatkan dari pengukuran sensor.

Gambar 1 berikut menjelaskan tahapan - tahapan dalam proses estimasi nilai pengukuran sensor pada Kalman Filter



Gambar. 1. Diagram Proses Estimasi dari Kalman Filter

Pada Gambar 1 di atas memperlihatkan alur dari tahapan-tahapan dari tiga persamaan utama dari Kalman Filter. Garis merah pada gambar menunjukkan nilai awal yang dimasukkan ke dalam persamaan dan garis hijau menunjukkan bahwa nilai error estimasi diperbaharui untuk menggantikan nilai awal yang diberikan sebelumnya.

2.2. Penulisan Library Pada Arduino

Library pada Arduino dibangun dari dua file utama yaitu: file berekstensi .h (Header) dan file berekstensi .cpp (C preprocessor). File dengan ekstensi .h berisikan kode - kode yang berkaitan dengan deklarasi dari library serta fungsi-fungsi yang ada dalam library. Adapun file dengan ekstensi .cpp berisikan kode-kode yang mengimplementasikan fungsi - fungsi yang terdeklarasi sebelumnya di dalam file header (file berekstensi .h) [14][15].

2.2.1 File Header (.h)

File header pada library Kalman filter satu dimensi ini diberikan pada kode berikut:

```
#ifndef KF_h
#define KF_h
#include "Arduino.h"
class kalmanFilter
{
public:
    kalmanFilter();
    float filter(float data,float estimasi_error_sebelumnya);
    void begin(float estimasi_error, float nilaiVarianceData, float
nilaiRataRataData);
private:
    float nilaiEstimasi ;
    float yangDiestimasi;
    float Error_Est;

    float kg;
    float E_est;
    float E_ukur;
    float Est_s;
    float Error_Est_S;
};
#endif
```

Kode di atas kemudian disimpan dengan nama KF.h (KF merupakan singkatan dari Kalman Filter). Pada file header KF.h dibentuk suatu kelas dengan nama class kalmanFilter() kemudian di dalam kelas tersebut dibagi ke dalam dua bagian yaitu: bagian pertama adalah public: yang mana pada bagian ini bertujuan untuk mendefinisikan fungsi yang digunakan di dalam library yaitu: float filter(); dan void begin(); dan bagian kedua dari kelas tersebut adalah private: yang berfungsi sebagai tempat di mana variable - variabel yang digunakan di dalam library diletakkan. Perlu diingat bahwa variabel - variabel yang diletakkan pada bagian ini bersifat private atau hanya dapat diakses di dalam library ini saja.

2.2.2 File C preprocessor (.cpp)

File .cpp pada library Kalman Filter satu dimensi ini diberi nama KF.cpp, dengan kode program sebagai berikut:

```
#include "Arduino.h"
#include "KF.h"

kalmanFilter::kalmanFilter(){};
```

```
void kalmanFilter::begin(float estimasi_error, float
nilaiVarianceData, float nilaiRataRataData){
    E_est = estimasi_error;
    E_ukur= nilaiVarianceData;
    Est_s= nilaiRataRataData;
}

float kalmanFilter::filter(float data,float
estimasi_error_sebelumnya){

    kg = E_est / (E_est + E_ukur);
    nilaiEstimasi = Est_s + kg*(data - Est_s);
    Error_Est = (1-kg)*estimasi_error_sebelumnya;

    E_est = Error_Est;
    Est_s = nilaiEstimasi;
    return nilaiEstimasi;
}
```

Pada kode di atas fungsi-fungsi yang terdeklarasi sebelumnya pada file header didefinisikan dengan penambahan kode -kode di dalam fungsi yang bertujuan untuk menentukan nilai awal dalam proses filter menggunakan Kalman serta kode untuk menentukan hasil Kalman Filter. Penentuan nilai awal diberikan pada fungsi `void kalmanFilter::begin() {}` dan untuk fungsi penentuan nilai Hasil Kalman diberikan pada fungsi `float KalmanFilter::filter() {}`.

Penentuan nilai awal pada fungsi `begin() {}` ditentukan dengan bantuan Microsoft Excel untuk menentukan nilai rata-rata pengukuran dan varian data pengukuran. Nilai rata - rata akan dijadikan sebagai acuan awal nilai pengukuran sebenarnya dan varian digunakan sebagai acuan awal untuk error pengukuran.

2.3. Pengukuran Suhu Menggunakan Sensor Suhu LM35

Sensor LM35 merupakan komponen elektronika yang berfungsi khusus merubah besaran suhu menjadi besaran listrik dalam bentuk tegangan. sensor suhu LM35 diproduksi oleh National Semiconductor. Pada saat bekerja LM35 membutuhkan arus sebesar 60 μA dengan tegangan kerja sebesar 5V. Sensor ini dapat menghasilkan panas (self-heating) yang mengakibatkan adanya kesalahan pembacaan yang dapat ditoleransi karena bernilai rendah yaitu kurang dari 0,5 $^{\circ}C$ pada suhu 25 $^{\circ}C$. Bentuk dan pemetaan pin pada sensor suhu LM35 dapat dilihat pada Gambar 1.

Sensor LM35 memiliki keluaran tegangan analog bernilai 10 mV setiap kenaikan suhu (dalam $^{\circ}C$). Untuk mendapatkan nilai pembacaan suhu dari sensor maka digunakanlah persamaan 4 berikut :

$$Suhu = \frac{ADC \times \left(\frac{TeganganReferensi \times 1000}{1023} \right)}{10} \quad (4)$$

Nilai ADC pada persamaan didapatkan dari hasil pembacaan Arduino melalui pin analog (ADC0), Tegangan Referensi merupakan nilai tegangan yang digunakan Arduino untuk merubah nilai pembacaan ADC ke dalam bentuk tegangan. Tegangan Referensi bernilai 5V. Nilai 10 pada persamaan mengacu pada nilai tegangan output sensor setiap kenaikan suhu dalam satuan $^{\circ}C$.

2.3.1 Penerapan Kalman Filter pada hasil pembacaan sensor LM35

Kode program Arduino berikut merupakan kode yang digunakan untuk menerapkan Kalman Filter.

```
#include "KF.h"

kalmanFilter kalman;
void setup() {
    Serial.begin(9600);
    kalman.begin(0.001,0.00000000071,30.78);
}
```

```

void loop() {
  int sensorValue = analogRead(A0);
  float voltage = sensorValue * (5000.0 / 1023.0);
  float suhu = voltage/10;
  float hasil = kalman.filter(suhu,0.000000001);

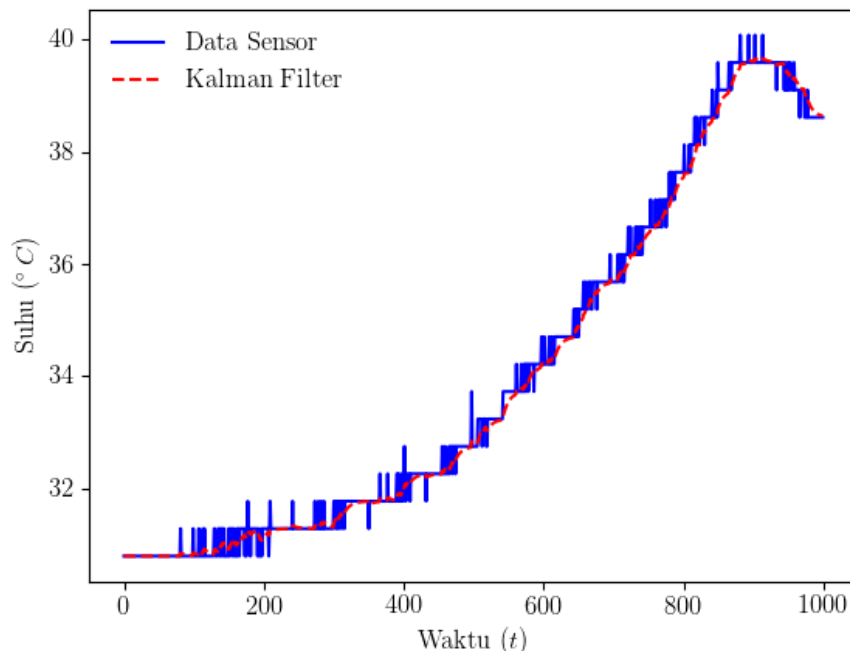
  Serial.print(suhu, DEC);
  Serial.print(",");
  Serial.println(hasil, DEC);
}

```

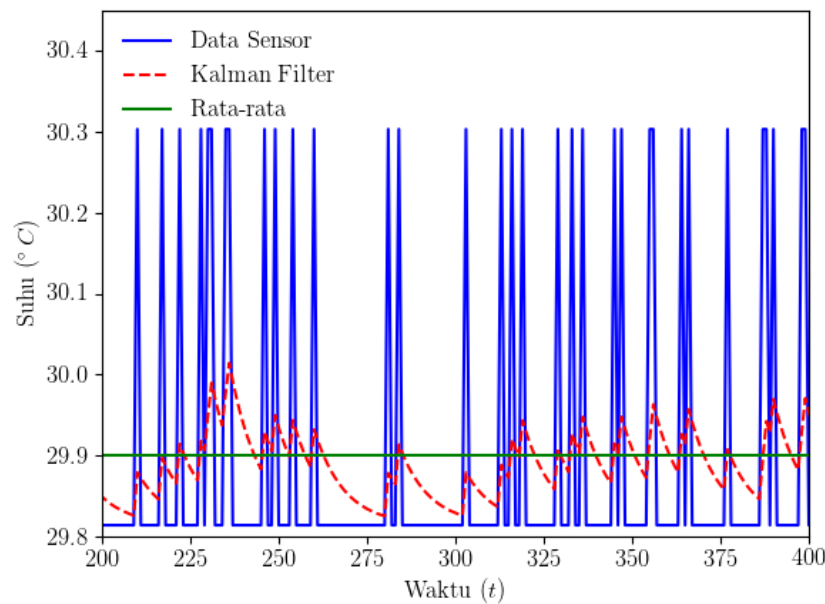
KF.h pada program merupakan library dari Kalman Filter yang telah dijelaskan sebelumnya. Pada kode `Kalman.begin(0.001,0.0000000071,30.78)` nilai 0.001 merupakan nilai estimasi awal, 0.0000000071 merupakan nilai error estimasi yang didapatkan dengan mencari nilai varian data hasil pengukuran, dan 30.78 merupakan nilai rata-rata hasil pengukuran. Nilai-nilai tersebut didapatkan dengan cara pertama-tama merekam data dari sensor sebanyak 1000 data kemudian dengan menggunakan Microsoft Excel didapatkan nilai rata-rata dan varian dari data tersebut.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Gambar 3 memberikan gambaran grafik terkait dari Hasil Filter Menggunakan Kalman Filter. Garis biru pada grafik (Gambar 3) menggambarkan nilai hasil pengukuran sensor LM35, dan garis merah menunjukkan hasil filter menggunakan Kalman Filter. Ini menunjukkan bahwa, dengan menggunakan Kalman Filter data sensor yang tidak stabil dapat diperbaiki. Untuk lebih jelasnya, perhatikanlah Gambar 4, pada gambar tersebut diberikan tiga buah grafik yaitu: grafik dari data sensor LM35, data hasil Filter menggunakan Kalman Filter, dan rata-rata data yang nilainya paling mendekati nilai suhu sebenarnya. Terlihat pada Gambar tersebut bahwa nilai hasil filter (merah) mendekati nilai rata-rata (hijau) ini dibuktikan dengan melihat nilai varian datanya yaitu sebesar 0.001535763, sedangkan nilai pengukuran sensor (biru) memiliki nilai varian terhadap nilai rata-rata sebesar 0.032936834.



Gambar. 2. Perbandingan data sensor dan hasil filter (Estimasi) menggunakan Kalman Filter



Gambar. 3.: Perbandingan antara data sensor dan data hasil Kalman Filter pada $t = 200$ hingga 400

4. KESIMPULAN

Dari hasil perancangan library kalman filter yang dapat diimplementasikan di *Arduino board* memperlihatkan suatu keberhasilan dalam melakukan proses filter sensor suhu LM35. Adanya library ini maka penelitian selanjutnya mengenai filter data dari gangguan atau noise tidak perlu menuliskan kode untuk algoritma kalman filter kembali karan cukup menggunakan library pada penelitian ini.

Dengan menggunakan Kalman Filter data sensor yang tidak stabil sesuai dengan yang diharapkan dapat diperbaiki. Dalam contoh kasus yang dimuat dalam penelitian ini menunjukkan nilai varian data sebelum dan sesudah diterapkannya Kalman Filter, dengan nilai varian sebesar 0.032936834 sebelum dan 0.001535763 setelah diterapkannya Kalman Filter.

Untuk saat ini algoritma kalman filter yang digunakan hanya menggunakan kalman filter single input atau hanya memiliki satu masukan data saja, untuk penelitian selanjutnya dapat menggunakan algoritma kalman filter dengan multiple input untuk sistem dengan data masukan yang harus difilter lebih dari satu. Namun semakin banyak inputan maka kode yang harus dibangun juga akan lebih rumit.

REFERENSI

- [1] R. C. Burgess, "Filters, Analog/Digital," in *Encyclopedia of the Neurological Sciences*, Elsevier Inc., 2014, pp. 299–307.
- [2] A. Zazerin, A. Orlov, and O. Bogdan, "Filter realization technique based on gyrator-resonator circuit replacement," *2016 IEEE 36th Int. Conf. Electron. Nanotechnology, ELNANO 2016 - Conf. Proc.*, pp. 358–361, 2016.
- [3] H. Wang and J. Leng, "A brief review on the development of Kalman filter," *Proc. 30th Chinese Control Decis. Conf. CCDC 2018*, pp. 694–699, 2018.
- [4] F. Auger, M. Hilairret, J. M. Guerrero, E. Monmasson, T. Orlowska-Kowalska, and S. Katsura, "Industrial applications of the kalman filter: A review," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 60, no. 12, pp. 5458–5471, 2013.
- [5] K. H. Eom, S. J. Lee, Y. S. Kyung, C. W. Lee, M. C. Kim, and K. K. Jung, "Improved kalman filter method for measurement noise reduction in multi sensor RFID systems," *Sensors*, vol. 11, no. 11, pp. 10266–10282, 2011.
- [6] L. Ning, W. Xiaohui, and X. Chen, "Design and verification of Zigbee sensor height setting algorithm based on Kalman Filter," *2019 14th IEEE Int. Conf. Electron. Meas. Instruments, ICEMI 2019*, pp. 809–814, 2019.
- [7] E. F. Brekke and E. F. Wilthil, "Suboptimal Kalman filters for target tracking with navigation uncertainty in one dimension," *IEEE Aerosp. Conf. Proc.*, 2017.
- [8] R. A. Avinash *et al.*, "Data prediction in Wireless Sensor Networks using Kalman Filter," *2015 Int. Conf. Smart Sensors Syst. IC-SSS 2015*, no. 5, pp. 7–10, 2017.
- [9] G. Wu and W. Wu, "Research on Algorithm Based on Improved PID Controller," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 2229, no. 1, 2022.
- [10] A. Naguib, "Localization in Mobile Sensor Networks using Kalman Filter," *Indian J. Sci. Technol.*, vol. 15, no. 13, pp. 570–583, 2022.

- [11] L. Lasmadi, F. Kurniawan, and M. I. Pamungkas, “Estimasi Sudut Rotasi Benda Kaku Berbasis IMU Menggunakan Kalman Filter,” *Avitec*, vol. 3, no. 1, pp. 57–68, 2021.
- [12] A. Ma’arif, I. Iswanto, A. A. Nuryono, and R. I. Alfian, “Kalman Filter for Noise Reducer on Sensor Readings,” *Signal Image Process. Lett.*, vol. 1, no. 2, pp. 11–22, 2019.
- [13] J. H. Ramos, K. Brink, P. Ganesh, and J. E. Hurtado, “A summary on the UD Kalman Filter,” no. 1, pp. 1–13, 2022.
- [14] “Arduino - Libraries.” [Online]. Available: <https://www.arduino.cc/en/main/libraries>. [Accessed: 14-Jan-2021].
- [15] “Arduino - LibraryTutorial.” [Online]. Available: <https://www.arduino.cc/en/Hacking/libraryTutorial>. [Accessed: 14-Jan-2021].

BIOGRAPHY OF AUTHORS



Paris Ali Topan (paris.ali.topan@uts.ac.id). Saat ini autor merupakan salah satu tenaga pendidik di Universitas Teknologi Sumbawa, dengan bidang keahlian yang ditekuni adalah: Sistem Embedded, Sistem Kendali, dan Baterai Management System.